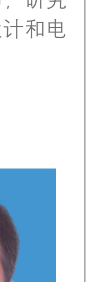
基于Hilbert-Huang变换与支持向量机的故障电弧检测研究

张　湛[1]　杨　光[2]　张　峰[2]

（1. 中国电力工程顾问集团中南电力设计院　武汉　430071
2. 上海交通大学电子信息与电气工程学院　上海　200240）



张　湛　男 1966年生，本科，工程师，研究方向为电力系统设计和电力系统智能技术。



杨　光　男 1989年生，博士研究生，研究方向为电工理论与新技术、故障诊断与检测技术和现代轨道交通技术等。

摘要：随着国内用电设备增多，电气火灾的发生率也有所升高，故障电弧检测的研究成为当今热点。本文提出一种 Hilbert-Huang 变换与支持向量机相结合的方法，其中采用 Hilbert-Huang 变换对不同负载电流波形进行时域分解，从而提取各模态分量的特征值。然后采用支持向量机的自适应分类方法，通过学习不同负载下 Hilbert-Huang 变换得到的特征值，自适应地区分正常运行状态与故障电弧运行状态。本文以调光灯、电吹风高档、电吹风低档、电风扇和电水壶等 5 种类型的常用负载作为研究对象，验证算法的正确性。

关键词：故障电弧检测　故障电弧断路器　Hilbert-Huang 变换　支持向量机

中图分类号：TM711

Research of Arc Fault Detecting Based on Hilbert-Huang Transformation and Support Vector Machine

Zhang Zhan[1]　*Yang Guang*[2]　*Zhang Feng*[2]

（1. Central Southern China Electric Power Design Institute of China Power Engineering Consulting Group　Wuhan　430071　China
2. Shanghai Jiao Tong University　Shanghai　200240　China）

Abstract: With the increasing consumption of electric equipment, the occurring rates of electrical fires also rise in a high speed. This paper proposes a method combine Hilbert-Huang Transformation (HHT) and Support Vector Machine (SVM). We adopt the HHT to decompose the current waveform in different kinds of loads, and analyze the Intrinsic Mode Function from time domain and frequency domain. The SVM learns characteristic value in different loads, thus identification of normal condition and arc fault condition can be done in an adaptive way. This paper takes five kinds of common loads (dimmer, drier with high power, drier with low power, fan, heater, etc.) for the research object to verify the validity of the proposed method.

Keywords: Arc detecting, arc fault circuit interrupter, Hilbert-Huang transformation, support vector machine

1 引言

随着工业用电的不断发展和家庭用电设备的不断普及，火灾事故发生的频率也逐年上升。其中，电气原因引起的火灾也占很大比例。住宅内的电气线路、电源线或用电设备内部线路等，长时间运行在过载条件下可能会造成电线绝缘层的老化和破损，从而导致电弧故障的产生。插头与插座之间接触不良也可能导致故障电弧的产生。虽然低压电弧的负荷电流很小，但是其温度可达到上千度，使线路中的绝缘层烧毁，同时引燃周围的可燃物，最终酿成火灾。传统的保护装置虽然可以对线路的中短路、欠电压、过电压和过载等情况提供必要的保护，但是当线路中发生低压电弧故障时，线路中的电流幅值与正常运行时的电流幅值相差无几，因此，无法检测出是否产生了电弧故障，为室内火灾埋下隐患，对人们的生命财产的安全构成了严重威胁。于是，有必要开发一套专门针对电弧故障的线路保护装置取代传统的电流断路器、过电流断路器和熔断器等线路保护装置，电弧故障断路器（Arc Fault Circuit Interrupter，AFCI）应运而生 [1]。

国外很早就开始着手研究故障电弧，19 世纪 20 年代，Cassie 和 Mayr 等人相继提出电弧动态模型理论。Schavemaker 结合 Cassie 模型和 Mayr 模型的优点，提出了 Schavemaker 数学物理模型 [2]。1998 年，George D. Gregory 和 Gary W. Scott 等 人提出电弧断路器的概念，从此，故障电弧进入了民用化时代 [3]。1999 年 2 月，美国保险商试验室制定了 UL1699《电弧故障断路装置安全标准》(standard for safety for arc fault circuit interrupters) [1]， 规 定了不同类型 AFCI 的性能参数、安全试验测试项目及试验方法等，使 AFCI 的测试环境及性能指标更加规范化，有利于低压故障电弧课题的进一步深入。2002 年，美国国家防火协会（National Fire Protection Association，NFPA）制订了美国国家电气法规（National Electrical Code，NEC），规定所有在室内安装的支路必须安装故障电弧断路器以保护整条支路，同时还要求单相、电源线加插头连接的室内空调也要配备 AFCI 保护装置 [4]。2009 年，E. Carvou 与 N. Ben Jemaa 等人对不同功率阻性负载下的电压幅值、燃弧时间、电流幅值和击穿电压等进行了研究比较，归纳出 120V、60Hz 系统和 120V、50Hz 系统故障电弧特性的异同 [5]。

2 Hilbert-Huang 变换

Hilbert-Huang 变换（Hilbert-Huang Transform，HHT）是由美籍华人黄锷（Norden E Huang）教授于 1998 年提出的。该方法是一种基于经验的后验的方法，其自适应性和处理非平稳信号上的优势使该方法被广泛运用于地震、水波、心音、机械振动和电网负荷等数据的处理中。HHT 由经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD） 和 Hilbert 变换（Hilbert Transform，HT）两部分组成。EMD 将原始数据分解成多层分量。Hilbert 变换将时域信号变换到时间－频率域，从而可以对信号进行频谱分析和能量分析。

2.1 经验模态分解

EMD 是将任何信号（包括线性信号、非线性信号、平稳信号和非平稳信号等）通过一定的筛分条件进行经验模态分解，分解成多个固有模态分量（Intrinsic Mode Function，IMF）和一个残余量的和的形式 [6]。EMD 分解的目的是将一个复杂时域信号按照频率的高低分解为若干个满足 Hilbert 变换条件的固有模态分量，从而能够通过 Hilbert 变换求解各分量的瞬时频率。瞬时频率能反映信号的本质特征。

EMD 方法与以前的其他方法不同，该方法是将信号本身作为尺度函数对信号进行筛分，因此该方法具有一定的自适应能力。不仅如此，该方法更关注局部极值点，因此有利于细节信号的分析。

EMD 分解可以将任何信号分解为多个固有模态函数和一个残余量的和的形式，即

$$x(t)=\sum_{j=1}^{n}c_j(t)+r_n(t) \tag{1}$$

其中

$$c_j(t)=a_j(t)\cos\left[\int\omega_j(t)\mathrm{d}t\right] \tag{2}$$

式中，$c_j(t)$ 为原始信号分解后得到的固有模态分量，该分量可表示成幅值和相角的形式；$r_n(t)$ 为原始信号经过多次 EMD 提取后最后得到的残余量，表征信号在时间轴上的趋势。具体筛分步骤如下所示 [7]：

（1）筛选出原始信号的所有局部极大值点和局部极小值点。

（2）用 3 次样条插值方法分别构建局部极大值与局部极小值的拟合曲线，构建局部极大值包络和局部极小值包络。

（3）计算算数平均。

（4）提取细节信号。

（5）判断细节信号是否满足筛分停止条件。如果不满足，则将作为原始信号继续回到步骤（1）迭代筛分；如果满足，则将作为一个固有模态分量。

（6）将原信号中的该固有模态分量去除，继续回到步骤（1）提取下一个固有模态分量。

该筛分步骤可以通过程序流程图清晰表示。如图 1 所示。

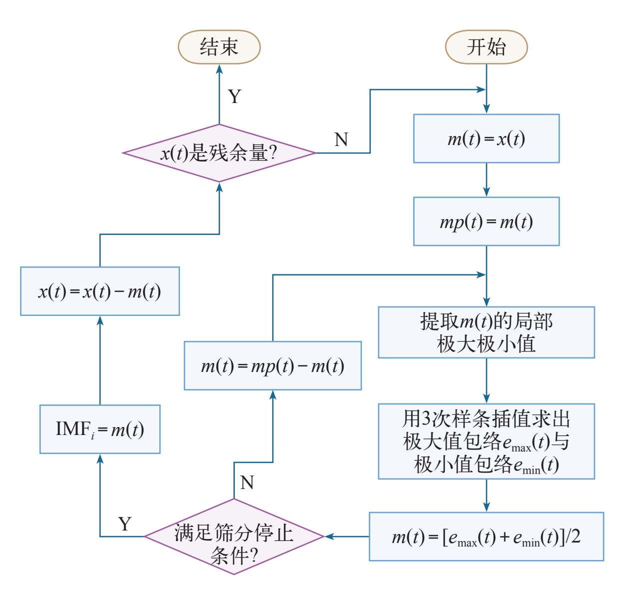


图 1　EMD 筛分过程流程图

Fig.1　Flowchart of sifting process

其中，EMD 分解出的 IMF 分量需要符合以下两个要求：

（1）IMF 的极大极小值个数之和与过零点数目至多相差一个。

（2）IMF 在任意时间点的上下包络算数平均值为 0。

原信号去除 IMF 后得到的细节信号是残余量 r_n 的判断标准为：

（1）r_n 小于某一阈值。

（2）r_n 为时间的单调函数。

EMD 方法具有几个最突出的特性，包括：自适应特性、正交性、完备性以及分量调制特性 [9]。

2.2　Hilbert 谱分析

EMD 分解得到多个固有模态分量和一个残余量后，各分量作 Hilbert 变换。Hilbert 变换定义如下

$$H(t)=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{c(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{3}$$

傅里叶变换是 Hilbert 变换的特殊形式。可以得出结论：傅里叶变换仅适用于平稳信号的频谱分析，而 Hilbert 变换既适合平稳信号频谱分析，也适合稳信号的频谱分析。

原始信号经过 EMD 分解和 Hilbert 变换，进而得到“Hilbert 谱”。Hilbert 谱结合了 EMD 分解的滤波特性，将分解得到的窄带信号通过 Hilbert 变换，克服了傅里叶变换单一幅值和固定频率的局限性。

Hilbert 边际谱被定义为

$$h(\omega)=\int_0^T H(\omega,t)\mathrm{d}t \tag{4}$$

式中，$h(\omega)$ 为 Hilbert 边际谱；$H(\omega,t)$ 为 Hilbert 谱；T 为采样时间长度。

Hilbert 边际谱与傅里叶频谱类似，反映了信号的幅值随频率变化的趋势，二者最大的不同在于 Hilbert 边际谱中的极值点表示该频率在信号中曾经出现过，而傅里叶频谱中的极值点表示平稳信号可以在整个时间域中分解出该频率的正弦信号。Hilbert 边际谱的最高瞬时频率可以与信号的采样率相等，而傅里叶频谱的最高分辨率仅为信号采样率的一半。因此，Hilbert 边际谱相对于傅里叶频谱的优势在于它具有更高的分辨率 [10]。

3　支持向量机

支持向量机是 Corinna Cortes 和 Vapnik 等于 1995 年首先提出并发展起来的基于统计理论的机器学习方法。该方法根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中，从而达到在样本量较少的情况下也能获得良好统计规律的目的。考虑两类样本线性可分，线性判别函数的一般形式为

$$f(x)=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}x+b \tag{5}$$

式中，x 为 n 维向量数据点；$\boldsymbol{w}$ 为权重向量；b 为偏置。SVM 的基本原理如图 2 所示。

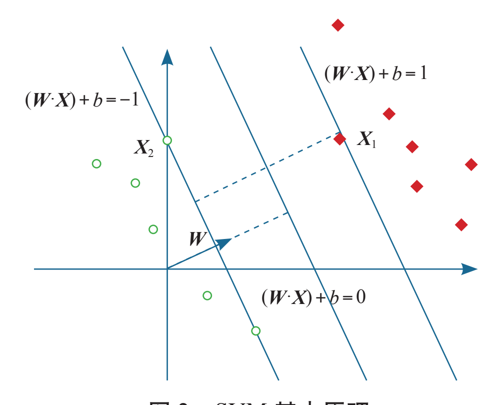


图 2　SVM 基本原理

Fig.2　SVM principle

对于一个线性可分训练样本：$S=((x_1, y_1), \cdots, (x_n, y_n))$，以符号“○”和“◆”分别表示两类不同样本点，其中，方程 $(\boldsymbol{W}\cdot\boldsymbol{X})+b=0$ 就为最优划分超平面。$\boldsymbol{W}$ 为超平面的法向量。方程 $(\boldsymbol{W}\cdot\boldsymbol{X})+b=-1$ 与 $(\boldsymbol{W}\cdot\boldsymbol{X})+b=1$ 分别被称为左边界与右边界。引入松弛变量 ξ_i，作为容忍噪声和离群点的度量，目标函数变为

$$\begin{aligned}&\text{minimise}\quad \frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=1}^{n}\xi_i\\&\text{subject to}\quad y_i(w^{\mathrm{T}}x_i+b)\geqslant 1-\xi_i\quad i=1,\cdots,n\\&\qquad\xi_i\geqslant 0\quad i=1,\cdots,n\end{aligned}\tag{6}$$

式中，C 为惩罚因子。引入核函数

$$\begin{aligned}&\text{maximum}\quad \sum_{i=1}^{n}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}y_iy_j\alpha_i\alpha_jK(x_i,x_j)\\&\text{subject to}\quad 0\leqslant\alpha\leqslant C,\quad i=1,2,\cdots,n\\&\qquad\sum_{i=1}^{n}\alpha_iy_i=0\end{aligned}\tag{7}$$

决策函数写作如下形式

$$f(x)=\operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^{n}y_i\alpha_iK(x_i,x)+b\right)\tag{8}$$

式中，x_i 为训练数据；x 为测试数，从而形成支持向量机网络。

4　电弧故障辨识

表 1 中列出了 5 种常见的家用电器负载，这些负载包含了阻性负载、开关特性负载和容性负载 3 种类型。

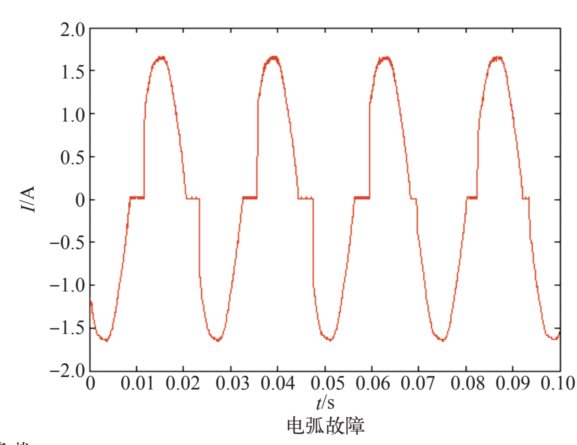
表 1　家庭常用负载

Tab.1　The common loads in household

序号	负载	功率 /W	类型
1	电水壶	1 000	阻性
2	电吹风高档	1 000	近似阻性
3	电吹风低档	600	开关电源
4	电风扇（电容起动型）	50	容性
5	调光灯	1 000	开关电源

图 3 对这 5 种负载正常运行与故障电弧下的电

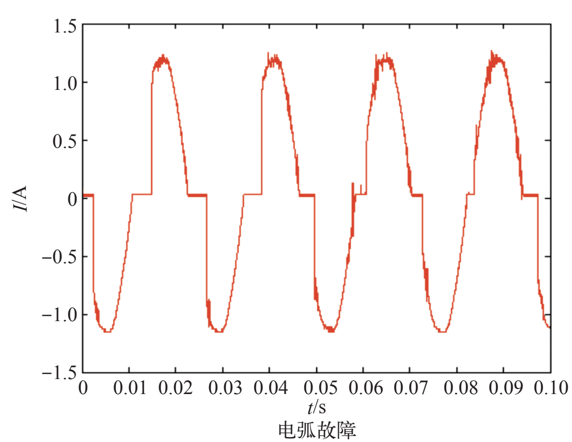
正常运行



电弧故障

（a）电水壶负载

正常运行



电弧故障

（b）电吹风高档

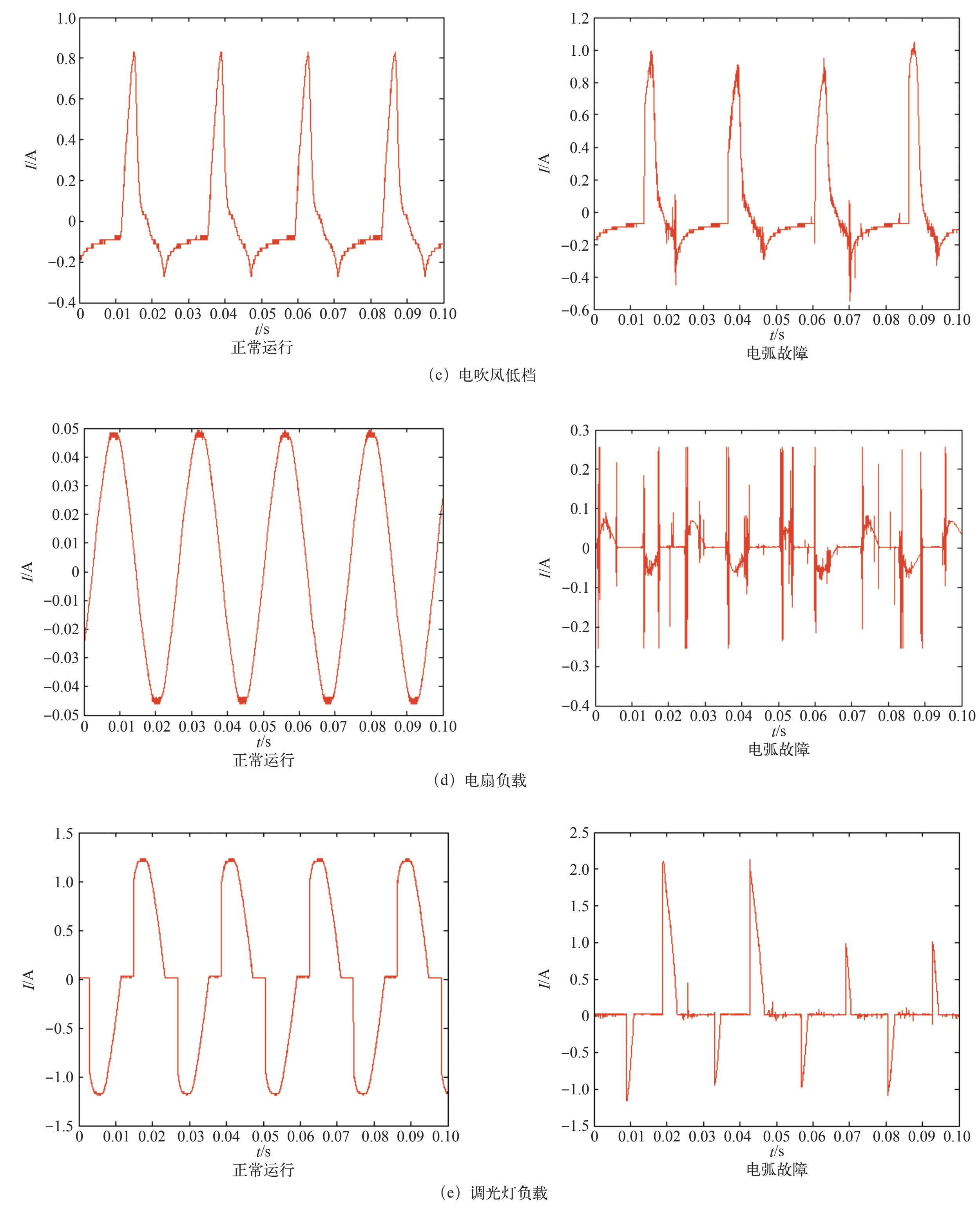


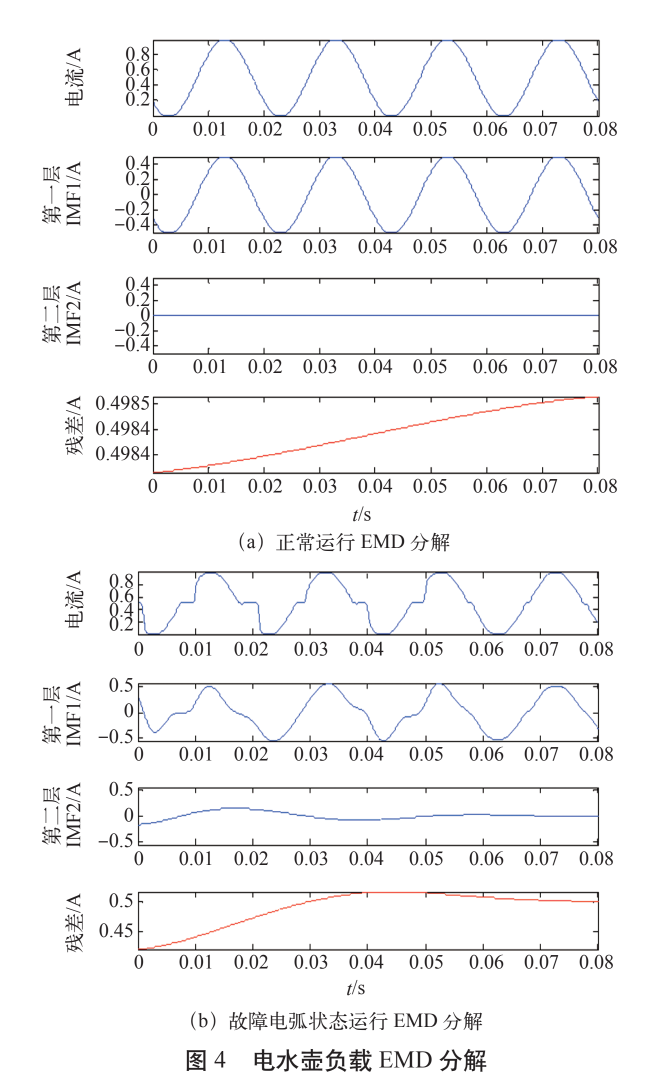
图 3　正常运行与故障电弧运行电流波形对比

Fig.3　Currents comparison between normal and arc fault

流波形进行比较，并展示了二者的异同。

将 5 种类型的样本数据经过归一化和平滑预处理后，EMD 分解，得到每个 IMF 分量的边际谱。图 4 给出阻性负载电水壶负载的 EMD 分解形式。

根据图 4 可以看出，电水壶负载正常情况下分解为 2 个 IMF 分量和 1 个残余量，电水壶故障负载可分解 3 个 IMF 分量和 1 个残余量。电水壶负载故障电弧状态在电流过零点处有明显的平肩。因为 EMD 分解是自适应地根据信号自身来决定分解频段的带宽，因此该平肩导致故障运行的 EMD 分量个



(a) 正常运行 EMD 分解

(b) 故障电弧状态运行 EMD 分解

图 4 电水壶负载 EMD 分解

Fig.4 EMD decomposition of heater load

数以及每个频率段的信号复杂程度要高于正常运行状态。

根据 IMF 分量的边际谱的峰值情况，可以将多个频率段的 IMF 分量进行重新归类，从而避免了 EMD 分解的过分类状况。根据多种负载的多组数据进行采样分析以及 HHT 变换后，根据经验可以将频率成分分为 4 类，并规定阈值如下：

(1) IMF 峰值频率＞250Hz，阈值为 0.05。

(2) IMF 峰值频率在 200 ~ 250Hz，阈值为 0.05。

(3) IMF 峰值频率在 100 ~ 200Hz，阈值为 0.05。

(4) IMF 峰值频率为 50 ~ 100Hz，阈值为 0.1。

需要通过以上步骤得出用于区分正常运行和有电弧故障发生情况下的特征值点。第一个特征值为超过阈值的采样点个数，用于判别正常运行于故障电弧运行状态存在的差异，也可以体现出各负载的特征值存在的差异。

第二类特征值为各类分量的极大值和极小值个数。该特征值是为了提取各分量的形状特征而设定的。由于一般情况下故障电弧运行状态下纹波数要多于正常运行状态，因此极大值与极小值个数是较为有效的判别标准。

对于调光灯负载、电扇负载以及电吹风低档负载来说，发生故障电弧时，不同周期的峰值会随机变化，每个周期幅值围成的面积也有所不同。因此确定第三组分类特征值，即：将各周期的离散幅值累加，然后对相邻周期的累加和求差值的绝对值，最后求取差值的最大值。该最大值则为所需的特征量。

将采集信号经过 Hilbert-Huang 变换得到 211 特征值样本，将其分为两类，其中 107 个样本作为训练样本，用于确定 SVM 模型。剩余的 104 个样本用于测试 SVM 模型的分类精度。这 211 个样本见表 2。选取 C-SVC（C-Support Vector Classification）分类方法，选取最大进化代数为 300，参数 c 和 g 的初值分别设为 1.5 与 1.7，可以得出测试样本的最高分类精度可达 99.038 5%。

表 2 分类样本组成

Tab.2 Component of classifying instances

	训练样本数	测试样本数
调光灯正常	11	10
调光灯故障	10	10
电吹风高档正常	10	10
电吹风高档故障	13	12
电吹风低档正常	13	12
电吹风低档故障	10	10
电风扇正常	10	10
电风扇故障	10	10
电水壶正常	10	10
电水壶故障	10	10

5 结论

本文提出一种基于 Hilbert-Huang 变换与支持向量机相结合的故障电弧辨识方法，通过 EMD 分解提取故障电弧的特征量，然后结合 SVM 来区分正常运行状态下的电流波形和故障电弧运行状态下的电流波形。该方法可以适应不同负载对电弧辨识产生的影响，将辨识分类问题简化为两值分类问题。经过试验验证，该方法能够有效识别故障电弧状态。

参考文献

[1] UL1699, UL Standard for Safety for Arc Fault

Circuit Interrupters[S]. 2nd Edition, 2006.
[2] Schavemaker P H, Van der Slui L. An improved mayr-type arc model based on current-zero measurements [circuit breakers][J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(2): 580-584.
[3] Gregory G D, Scott G W. The arc-fault circuit interrupter, an emerging product[C]. IEEE Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference, 1998: 48-55.
[4] Tom Potter，颜培荣．AFCI 技术在家用空调电源插头中的应用 [J]．电器，2004(9)：36-37．
Potter T, Yan Peirong. Application of AFCI in Power plug for household air conditioner[J]. China Appli ance, 2004, (09): 36-37.
[5] Carvou E, Ben Jemaa N. Electrical arc characterization for ac-arc fault applications[C]. Proceedings of the 55th IEEE Holm Conference on Electrical Contacts, Vancouver, 2009: 21-26.
[6] 钱昌松，刘代志，刘志刚，等．基于递归高通滤波的经验模态分解及其在地震信号分析中的应用 [J]．地球物理学报，2010，53(5)：1215-1225．
Qian Changsong, Liu Daizhi, Liu Zhigang, et al. EMD based on recursive high-pass filter and its application on seismic signal analysis[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2010, 53(5): 1215-1225.
[7] Rilling G, Flandrin P, Gonçalvés P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C]. IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP, 2003, 3: 8-11.
[8] 张冠英，曹旺林，李长伟，等．低压故障电弧检测与周期辨识 [J]．电气应用，2016，35(23)：81-85．
[9] 万畅．齿轮箱轴承故障诊断的时频分析方法初步探讨 [D]．兰州：兰州理工大学，2007．
[10] 董红生．心电波形检测与心率变异性分析方法研究 [D]．兰州：兰州理工大学，2012．

（上接第 25 页）

[11] 中国电器工业协会，全国高压开关设备标准化技术委员会．GB11022—1999 高压开关设备和控制设备标准的公用技术要求 [S]．北京：中国标准出版社，1999．
[12] 包博，谢天喜．750 kV 高压电抗器笼式出线结构均压特性研究 [J]．电网技术，2011，35(5)：232-236．
Bao Bo, Xie Tianxi. Voltage sharing characteristics of cage outgoing line structure for HV reactors in 750kV power grid[J]. Power System Technology, 2011, 35(5): 232-236.
[13] 潘浩，殷庆铎，高文胜．固体绝缘中气隙尺寸对局部放电过程的影响 [J]．高电压技术，2008，34(3)：458-461．
Pan Hao, Yin Qingduo, Gao Wensheng. Influence of void dimensions on partial discharge in solid insulation[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(3): 458-461.